UDC: 004.93 DOI: https://doi.org/10.15407/jai2021.01.059

THE DEVELOPMENT OF A GENETIC METHOD TO OPTIMIZE THE FLUE GAS DESULFURIZATION PROCESS

I. Fedorchenko[1], A. Oliinyk[2], A. Stepanenko[3], T. Fedoronchak[4], A. Kharchenko[5]
[1,2,3,4,5]National University "Zaporizhzhia Polytechnic", Ukraine
64, Zhukovskoho st., Zaporizhzhya, 69063

[1]http://orcid.org/0000-0003-1605-8066
[2]http://orcid.org/0000-0002-6740-6078
[3]http://orcid.org/0000-0002-3668-5828
[4]http://orcid.org/0000-0001-6238-1177
[5]http://orcid.org/0000-0002-6606-9778

Abstract. Sulfur dioxide is one of the most commonly found gases, which contaminates the air, damages human health and the environment. To decrease the damage, it is important to control the emissions on power stations, as the major part of sulfur dioxide in atmosphere is produced during electric energy generation on power plants. The present work describes flue gas desulfurization process optimizing strategy using data mining. The optimisation modified genetic method of flue gas desulfurization process based on artificial neural network was developed. It affords to represent the time series characteristics and factual efficiency influence on desulfurization and increase its precision of prediction. The vital difference between this developed genetic method and other similar methods is in using adaptive mutation, that uses the level of population development in working process. It means that less important genes will mutate in chromosome more probable than high suitability genes. It increases accuracy and their role in searching. The comparison exercise of developed method and other methods was done with the result that new method gives the smallest predictive error (in the amount of released SO_2) and helps to decrease the time in prediction of efficiency of flue gas desulfurization. The results afford to use this method to increase efficiency in flue gas desulfurization process and to decrease SO_2 emissions into the atmosphere.

Keywords: flue gas desulfurization, sulfur dioxide, artificial neural network, genetic algorithm.

РОЗРОБКА ГЕНЕТИЧНОГО МЕТОДУ ДЛЯ ОПТИМІЗАЦІЇ ПРОЦЕСУ ДЕСУЛЬФУРИЗАЦІЇ ДИМОВИХ ГАЗІВ ВІД ДІОКСИДУ СІРКИ

Є.М. Федорченко[1], А.О. Олійник[2], О.О. Степаненко[3], Т.В. Федорончак[4], А.С. Харченко[5]
[1,2,3,4,5]Національний університет «Запорізька політехніка», Україна
вул. Жуковського, 64, м. Запоріжжя, 69063

[1]http://orcid.org/0000-0003-1605-8066
[2]http://orcid.org/0000-0002-6740-6078
[3]http://orcid.org/0000-0002-3668-5828
[4]http://orcid.org/0000-0001-6238-1177
[5]http://orcid.org/0000-0002-6606-9778

Анотація. Діоксид сірки - один з газів, що найчастіше зустрічається, який забруднює повітря та несе велику кількість небезпек для здоров'я людини і довкілля. З метою зниження шкідливої дії, необхідно контролювати викиди димових газів на електростанціях, оскільки значна частина діоксиду сірки в атмосфері виникає з димових газів, що утворюються в процесі виробництва електроенергії. У роботі розглядаються проблеми оптимізації процесу десульфуризації димових газів від діоксиду сірки за допомогою інтелектуального аналізу даних. Розроблено модифікований генетичний метод оптимізації процесу десульфуризації димових газів на основі нейронної мережі, що дозволяє відображати вплив характеристик часового ряду параметрів процесу на фактичну ефективність десульфуризації і підвищувати її точність прогнозу. Принципова відмінність запропонованого генетичного методу від існуючих аналогів полягає у використанні адаптивної мутації, яка використовує в процесі своєї роботи рівень розвитку популяції. У ній найменш значущі гени з більшою

ймовірністю будуть мутувати в хромосомах, ніж з високою придатністю, це підвищує точність та збільшує їх роль в пошуку. Було проведено порівняльний аналіз розробленого генетичного методу та відомих, в результаті чого було встановлено, що він дає найменшу помилку прогнозування вмісту SO_2 на виході та дозволяє зменшити час виконання прогнозування ефективності десульфуризації димових газів. Отримані результати дозволяють запропонувати дійовий метод для підвищення ефективності процесу десульфуризації димових газів та зниження викидів SO_2 в атмосферу.

Ключові слова: знесірчення димових газів, діоксид сірки, штучна нейронна мережа, генетичний алгоритм.

Вступ

За даними Nature Geoscience, супутники NASA виявили 500 нових джерел забруднення повітря, близько 40 з них небезпечні діоксидом сірки [1]. Ця речовина вважається одним з найбільш ризикованих для атмосфери Землі. Основними джерелами викидів двоокису сірки є теплові електростанції, що працюють на твердому й рідкому паливі, а також металургійні підприємства. Отже, контроль вмісту SO_2, в димових газах від спалювання вугілля є ефективним методом щодо скорочення викидів в атмосферу [2].

Викиди SO_2 можна зменшити за рахунок встановлення обладнання для сіркоочищення на новозбудованих та існуючих вугільних блоках, а також відповідних вимог до ефективності знесірчення. Щоб підвищити ефективність знесірчення і більш ефективно знизити викиди SO_2, необхідно додатково оптимізувати систему управління знесірчення, відповідно до потреб галузі [2].

Точне встановлення взаємозв'язку між параметрами процесу і фактичною ефективністю сіркоочищення є основою для оптимізації системи управління сіркоочищенням. В даний час велика кількість локальних приладів для аналізу і моніторингу димових газів може безпосередньо контролювати концентрацію SO_2 в димових газах на вході й виході обладнання для десульфуризації і розраховувати її ефективність. Однак цей метод являє собою всього лиш простий зворотний зв'язок за результатами процесу реакції знесірчення і не відображає результатів моніторингу. У той же час на обладнання для моніторингу сильно впливають зовнішні фактори, іноді виникають збої і тому подібне, що призводить до неточних результатів вимірювань. Отже, на ефективність знесірчення впливають різні фактори, такі як значення pH суспензії, температура димових газів на вході, щільність суспензії абсорбційної вежі і масова концентрація SO_2 на вході димових газів [2].

За останні роки були запропоновані численні підходи, включаючи експериментальні дослідження, математичні моделі та моделі машинного навчання, для прогнозування ефективності десульфуризації. Серед них - математичні моделі і моделі машинного навчання, а також їх комбінації викликали великий дослідницький інтерес. Однак прогнозування ефективності десульфуризації все ж складно повністю змоделювати математично. Деякі дослідження спрощують систему за допомогою припущень, які вносять помилки в прогнози. Крім того, чисельні рішення, які використовуються в цих математичних моделях, вимагають великих обчислювальних ресурсів. У цьому контексті моделі машинного навчання виявляються корисними інструментами для прогнозування [2].

Один з перспективних напрямків вирішення даної проблеми ґрунтується на застосуванні штучних нейронних мереж і генетичних алгоритмів, як найбільш прогресивних по відношенню проблем прогнозування ефективності десульфуризації димових газів. Генетичні алгоритми відносяться до класу методів пошуку, які ітераційно поліпшують якість варіантів вирішення процедурами рекомбінації і відбором для виживання. Завдяки універсальності обчислювальної схеми, можливостям паралельної реалізації та стійкості до шуму, ГА знаходять успішне практичне застосування при вирішенні

багатьох складних нелінійних багатовимірних задач оптимізації [3].

У цій роботі запропоновано модифікований генетичний метод оптимізації процесу десульфуризації димових газів на основі нейронної мережі, що дозволяє відображати вплив характеристик часового ряду параметрів процесу на фактичну ефективність десульфуризації і підвищувати її точність прогнозу.

Постановка завдання

У наш час найбільший інтерес являє використання технологій десульфуризації пилогазоповітряних потоків, здатних забезпечити ефективне зв'язування діоксиду сірки. Одним з найбільш поширених методів є метод мокрого сіркоочищення [4]. В основі методу мокрого абсорбційного очищення димових газів лежить нейтралізація сірчистої кислоти, що виходить в результаті розчинення діоксиду сірки, що міститься в димових газах, гідратом оксиду кальцію $Ca(OH)_2$ (вапном) або карбонатом кальцію $CaCO_3$ (вапняком). Вапно – більш дорожчий і дефіцитний матеріал, однак застосування вапна в якості сорбенту дозволяє майже в два рази скоротити витрати реагенту, знизити витрати електроенергії на приготування суспензії і зрошення абсорбера. Ефективність використання $Ca(OH)_2$ для очищення газу залежить від температури газу, його вологості й часу перебування реагенту в системі. Для регулювання температури застосовується інжекція дрібнорозпиленої води під високим тиском, яка випаровується і прискорює реакції абсорбції [5].

Проаналізувавши принцип роботи методу мокрої абсорбційної очистки димових газів, було встановлено, що узагальнену модель залежності ступеня сіркоочищення від використовуваних реагентів з деяким припущенням, можна призвести до виду (1) [6]:

$$K_{des} = f(x_{temp_front_ads}, x_{temp_after_ads}, x_{first_stage}, x_{second_stage}, x_{dust}, x_{recir}, x_{water}, x_{lime}, x_{second_reagent}), \quad (1)$$

де $x_{temp_front_ads}$ – температура перед абсорбером, $x_{temp_after_ads}$ – температура після абсорбера, x_{first_stage} – об’єм газу на 1-у сходинку, x_{second_stage} – об’єм газу на 2-у сходинку, x_{second_stage} – запиленість після 2-ї сходинки, x_{recir} – об’єм газу на рециркуляцію, x_{water} – витрати води у абсорбері, x_{lime} – витрати вапна, x_{second_reagen} – витрати вторинного реагенту.

Отже, для вирішення даного завдання необхідно провести аналіз результатів роботи десульфуризації димових газів, встановити залежність між ступенем сіркоочищення від обсягу використовуваних реагентів та створити модель цієї залежності, яка надала б можливість прогнозувати ефективність знесірчення димових газів, внаслідок чого б знизилися викиди SO_2 та експлуатаційні витрати за рахунок оптимального використання реагентів у майбутньому.

Аналіз літературних даних та постановка проблеми

У статті [7] пропонується модель прогнозування ефективності десульфуризації димових газів, заснована на нейронній мережі LSTM. Автори узяли в якості розгляду 1000MW установку в Китаї, розглядаючи основні фактори, що впливають на ефективність десульфуризації вологих димових газів вапняком і гіпсом. Для побудови моделі прогнозування ефективності десульфуризації використовується нейронна мережа з короткочасною пам'яттю (LSTM).

Загальна структура моделі прогнозування LSTM складається з п'ять функціональних модулів: вхідний рівень, прихований рівень, вихідний рівень, навчання мережі та прогнозування мережі. Вхідний рівень відповідає за первинну обробку вихідного часового ряду несправностей, щоб задовольнити вхідним вимогам мережі.

Прихований рівень використовує комірки LSTM для побудови одношарової циклічної нейронної мережі, вихідний рівень надає результати прогнозування. При навчанні нейронної мережі LSTM використовується алгоритм зворотного поширення за часом (Backpropagation through time), який аналогічний класичному алгоритму зворотного поширення.

Перевагою запропонованої моделі в порівнянні з іншими моделями є те, що вона може відображати вплив характеристик часових рядів параметрів процесу на фактичну ефективність десульфуризації і підвищувати точність прогнозування.

Недоліком запропонованої моделі є те, що під час навчання складно трактувати результати, це накладає обмеження на можливість поліпшення моделі, так само неможливо передбачити, коли зміниться динаміка десульфуризації і модель закінчить працювати.

У роботі [8] представлено прогнозування ефективності мокрої десульфуризації вапняку-гіпсу на основі методу опорних векторів (SVM). Автори роботи приймають співвідношення рідина-газ, швидкість димового газу, об'єм окислювального повітря, температуру газу, пил, що міститься в димовому газі, концентрацію діоксиду сірки на вході, pH суспензії абсорбційної вежі, концентрацію суспензії абсорбційної вежі, співвідношення кальцію і сірки як незалежні змінні, а ефективність десульфуризації - як залежну змінну. Ідея запропонованого методу полягає в побудові гіперплощини, яка виступає в якості поверхні рішень, максимально розділяє позитивні і негативні приклади з навчальної множини. Машина опорних векторів є апроксимуючою реалізацією методу мінімізації структурного ризику, який заснований на тому, що рівень помилок навченої машини на тестовій множині представлений у вигляді суми помилки навчання та доданка, який залежить від вимірювання показника Вапніка-Червоненкіса.

Перевага розглянутого методу полягає в тому, що для вирішення задачі класифікації, на відміну від більшості інших методів, для нього достатньо невеликого набору даних.

Недолік методу полягає в тому, що для класифікації використовується не вся множина зразків, а лише їх невелика частина, яка знаходиться на кордонах.

У роботі [9] представлено дослідження з інтелектуального аналізу даних і оптимізації роботи систем мокрого сіркоочищення димових газів. Авторами був запропонований комплексний критерій оцінки з використанням мінімальних витрат в якості цільової функції для отримання оптимальних умов роботи системи мокрого сіркоочищення димових газів. Для підвищення точності інтелектуального аналізу цільових даних був запропонований поліпшений метод нечіткої кластеризації. Цей алгоритм використовував результати роботи методу K-середніх як початкових умов та методу нечітких C-середніх як аналітичного методу. Процедура вирішення запропонованого методу виражена у два етапи: використання методу K-середніх для отримання початкової кількості кластерів та їх центрів, а також використання нечітких C-середніх для розрахунку остаточних результатів кластеризації.

Перевагами запропонованого методу є відносна простота реалізації, відсутність необхідності експертної розмітки навчальної вибірки і відносно невисокі вимоги до обчислювальних потужностей.

Недоліком запропонованого методу є його низька стійкість до викидів (у даних, які можуть спотворювати середнє). Як варіант, вирішенням цієї проблеми може бути використання модифікації алгоритму k-медіани. Також недоліком є те, що результат його роботи залежить від початкового вибору центроїдів і у загальному випадку метод не дає оптимальних результатів, а дозволяє знайти тільки субоптимальні рішення.

У роботі [10] представлено вирішення завдання скорочення викидів для системи примусового окислення димових газів вапняком на основі штучного інтелекту. Авторами була створена штучна нейронна мережа на основі багатошарового перцептрона (MLP) для дослідження взаємозв'язків між вхідними керуючими змінними та вихідними змінними. Запропонована модель продемонструвала здатність вивчати складну кінетику реакції між реагентами. Вхідними параметрами моделі є: pH суспензії абсорбера, маса SO_2 на вході, температура, маса NO_2 на вході, відсотковий вміст кисню, обсяг повітря для окислення, щільність суспензії абсорбера, об'ємний вміст вологи, маса часток пилу як доля об'ємної витрати димових газів. Вихідними параметрами моделі є: маса SO_2, Hg, NO_2 і пилу на виході. Модель складається з одного прихованого шару, який містить 27 нейронів. Навчання відбувається за допомогою методу зворотного поширення помилки. Воно виконується до тих пір, поки не буде виконано один із критеріїв зупинки, тобто буде досягнута зміна помилки збіжності на 0,0000001, або під час навчання буде досягнута максимальна кількість епох, за межами яких відбувається незначне зменшення помилки.

Перевагою запропонованого методу є те, що він має високий ступінь зв'язності, який реалізовується за допомогою синаптичних з'єднань. Також при навчанні представленої нейронної мережі, за рахунок свої внутрішньої будови, вона встановлює закономірності у зв'язку вхідних і вихідних даних, тим самим як би "узагальнює" отриманий на навчальній вибірці досвід.

Недоліком запропонованого методу є те, що він використовує зворотнє поширення помилки, в результаті чого процес навчання триває досить довго. Надмірне збільшення ваг нейронної мережі може призвести до її «паралічу», коли синаптичні ваги перестануть змінюватися, не досягнувши кінця навчання.

Величину кроку необхідно постійно підлаштовувати, мережу необхідно постійно «донавчати», так як вона поступово «забуває» попередні навчальні набори, якими вона була навчена.

У роботі [11] представлено вирішення задачі оптимізація системи мокрої десульфуризації димових газів. Для прогнозування викидів SO_2, була розроблена модифікована модель мокрого сіркоочищення димових газів, що поєднує математичну модель та штучну нейронну мережу.

Було запропоновано модифікований PSO (Particle Swarm Optimization) з алгоритмом штрафної функції для підвищення економічності процесу десульфуризації, спрямованого на мінімізацію експлуатаційних витрат. Метод рою часток заснований на обчисленні в кожній ітерації координат центроїда і швидкостей. По суті, вирішується завдання мінімізації фітнес-функції: чим менше значення фітнес-функції на кожній ітерації, тим ближче результат до оптимального центроїду рою частинок. Фітнес-функція визначається як середнє значення евклідових відстаней між вектором частки та вектором, що визначає координати центроїда.

У результаті чого були оптимізовані робочі параметри, включаючи pH вапняного розчину, температуру, щільність вапняного розчину і кількість працюючих циркуляційних насосів. Результати показують, що PSO з функцією штрафу забезпечує задовільну продуктивність збіжності для зниження експлуатаційних витрат при обмеженнях.

Недолік даного методу полягають в тому, що він легко потрапляє в локальний оптимум в багатовимірному просторі та вимагає великі часові витрати на пошук рішення.

У роботі [12] представлено прогнозування та оптимізацію роботи системи десульфуризації з використанням нейронної мережі та генетичного алгоритму.

Автори роботи, приймаючи коефіцієнт десульфуризації та економічну вартість в якості двох цілей, створили модель прогнозування з десятьма входами і двома виходами. Був створений модифікований генетичний алгоритм для побудови моделі та оптимізації вартості процесу десульфуризації. Генетичний алгоритм складається з двох етапів.

На першому етапі ГА знаходить субоптимальну архітектуру ШНМ. На другому етапі визначаються субоптимальні значення вагових коефіцієнтів та зсувів ШНМ. Перший етап можна вважати підготовчою стадією навчання, завдяки якому спрощується подальше завдання визначення ваг і зміщень. Авторами був використаний наступний підхід: хромосома будувалася з числа нейронів у прихованому шарі, імпульсу, швидкості навчання, типу функції активації й алгоритму навчання ШНМ та декількох інших параметрів. У зв'язку з різноманітністю даних параметрів, використовувати оператор інверсії в них неможливо в загальному випадку. У число додаткових генів був включений вектор, що характеризує входження тієї чи іншої змінної в навчальний масив. Нулі й одиниці розподілялися по локусам випадковим чином, з тим лише зауваженням, що число нулів не повинно перевищувати половину вихідного числа змінних. Введення такого типу генів у хромосому проводилося з метою виявлення субоптимального набору змінних. Після визначення архітектури ШНМ здійснюється запуск навчання мережі. Після чого формується ряд векторів ваг і зміщень, приведених до розміру $n \times 1$, і вектор середньоквадратичної помилки навчання. З ряду векторів (хромосом) створюється початкова популяція, яка згодом буде еволюціонувати за допомогою виконання генетичного алгоритму.

Перевагою запропонованого методу є підвищення точності класифікації при використанні ГА-модифікованого підходу. ГА дозволяє досвідченим шляхом підібрати найкраще поєднання основних ознак ШНМ, яке може варіюватися не тільки в різних завданнях, але й при зміні статистичних параметрів даних. Таким чином, даний підхід дозволяє оптимізувати процес десульфуризації.

З недоліків даного методу можна виділити витрачання набагато більшого обсяг обчислювальних ресурсів. Тому представлений ГА можна використовувати тільки при наявності доступу до розподілених обчислювальних ресурсів.

Аналіз робіт [7–12] дозволяє стверджувати, що проведення досліджень щодо оптимізації та прогнозування ефективності очищення димових газів від оксидів азоту є доволі актуальною задачею. Також у ході роботи було встановлено, що найбільш ефективним методом для вирішення поставленого завдання є використання нейронних мереж. Оскільки вони мають такі переваги: можливість адаптації до змін, яка дозволяє їм працювати навіть у критичній ситуації, самонавчання, швидкість роботи (складання прогнозу й планування може йти набагато швидше, ніж при використанні точних алгоритмів), а також висока стійкість до шумових даних та можливість застосування необмеженої кількості незалежних змінних. При цьому, незважаючи на їх очевидні переваги, основним недоліком є складність вибору ефективної методики навчання та створення навчального масиву даних, а також складність правильного розподілу ваги матриці на початковому етапі, в умовах невизначеності. Для вирішення цієї проблеми добре підійде генетичний метод. Перевага даного методу полягає в більшій точності та зниженні кількості часу, що витрачається на навчання. Він ефективний для навчання нейронної мережі типу «багатошаровий перцептрон», «ШНМ із загальною регресією», «мереж Кохонена» та ін. Застосування еволюційних генетичних алгоритмів на етапі навчання допомагає скоротити кількість навчальних циклів за рахунок використання параметрів, що мають найбільшу вагу.

Отже, з метою вирішення проблем, що виникають при використанні досліджуваних методів, було прийнято рішення розробити модифікований генетичний метод для налаштування вагових коефіцієнтів штучної нейронної мережі для підвищення ефективності процесу десульфуризації димових газів та зниження викидів SO_2 в атмосферу.

Мета й задачі дослідження

Об'єкт дослідження – системи десульфуризації на вугільних електростанціях.

Предмет дослідження – методи прогнозування ефективності десульфуризації димових газів.

Методи дослідження – традиційні моделі (дерева рішень, метод найближчого сусіда, метод мурашиної колонії), нейронні мережі, комбіновані методи (нейронні мережі й генетичні алгоритми, нейронні мережі й мультиагентні системи).

Мета дослідження – розробка математичної моделі вирішення задавання оптимізації процесу десульфуризації димових газів від діоксиду сірки з використанням нейронної мережі.

Для досягнення мети дослідження необхідно було розв'язати такі завдання:

- розробити модифікований генетичний метод навчання нейронної мережі з використанням адаптивної мутації для прогнозування ефективності знесірчення димових газів;
- представити експериментальне дослідження запропонованого генетичного методу.

Розробка генетичного методу для оптимізації процесу десульфуризації димових газів від діоксиду сірки

Найбільш відомим з еволюційних методів в теперішній час є генетичний алгоритм для знаходження глобального екстремуму багатоекстремальної функції. Він полягає в паралельній обробці множини альтернативних рішень, при цьому пошук концентрується на найбільш перспективних з них. Це свідчить про можливість використання генетичних алгоритмів при вирішенні будь-яких завдань оптимізації та прийняття рішень, тому його було обрано для настройки синаптичних ваг нейромережі [13].

Спочатку в запропонованому методі відбувається ініціалізація початкової популяції хромосомами, що містять інформацію про значення вагових коефіцієнтів мережі заданої структури. Хромосома складається з генів, які містять значення ваг і зміщень всіх нейронів створеної мережі. У розроблюваному методі використовується дійсне кодування для представлення значень вагових коефіцієнтів у хромосомах. Найкращим способом кодування ваг при даному поданні топології є кодування за допомогою матриці, розмір якої еквівалентний розміру матриці топології ШНМ. Елементи цієї матриці - вагові коефіцієнти відповідного зв'язку. Довжина хромосоми обчислюється за формулою (2):

$$\lambda = Q_1(T+1) + \sum_{l=1}^{L} Q_l(Q_{l-1}+1), \quad (2)$$

де Q_l – кількість нейронів на l-ому шарі;
T – кількість ознак у навчаючій вибірці;
L – кількість шарів нейромережі [13].

Після формування проводиться оцінювання хромосом поточної популяції, для цього спочатку здійснюється декодування кожної хромосоми популяції в набір вагових коефіцієнтів нейронної мережі. Далі виконується обчислення значення фітнес-функції, яка оцінює якість обраної архітектури за значенням помилки навчання нейронної мережі за формулами (3) та (4):

$$F_{opt} = \min(F), \quad (3)$$

$$F = \frac{1}{2C_t}\sum_{i=1}^{C_t}(O_i - R_i)^2, \quad (4)$$

де C_i - потужність множини навчальних пар; O_i - отримане за допомогою мережі значення вихідного нейрона при i-му наборі навчання; R_i - необхідне значення вихідного нейрона при i-му наборі навчання [14].

Як бачимо, фітнес-функція буде оцінювати помилку як різницю між отриманим виходом мережі й необхідним, яка визначає, наскільки отриманий вихід мережі відрізняється від потрібного. Отже, чим менше ця помилка, тим вище значення придатності, тобто необхідно привести матрицю до такого виду, при якому помилка навчання нейронної мережі буде мінімальною.

Виходячи з отриманих значень фітнес-функції, відбувається вибір особин для генерації нових рішень за допомогою рангової селекції. Для цього поточну популяцію було відсортовано, відповідно до значень фітнес-функції, кожній хромосомі присвоюється число, що визначає її місце в ранзі відсортованої популяції, а не абсолютне її значення. Даний підхід дозволяє контролювати селективний тиск і обмежити кількість нащадків однієї хромосоми. Коефіцієнт тиску селекції [15].

Лінійне ранжування усіх хромосом виконується за допомогою формули (5):

$$P_{sl}\left(Pos\right) = 2 - SP + 2\cdot\left(SP-1\right)\cdot\frac{Pos-1}{C-1}, \quad (5)$$

де Pos – позиція хромосоми в популяції (Pos=1 має хромосома з найменшим значенням фітнес-функції F_{min}, а Pos=C має хромосома з найбільшим значенням фітнес-функції F_{max}.); C – кількість хромосом (особин) в популяції; SP – коефіцієнт тиску селекції, який розраховується за формулою (6):

$$SP = \frac{F_{\max}}{F_{avg}}, \quad (6)$$

де F_{max} – хромосома з найбільшим значенням фітнес-функції, F_{avg} – середнє значення фітнес-функції всієї популяції [16].

Перевага рангового методу полягає в можливості його застосування як для максимізації, так і для мінімізації функції. Він також не вимагає масштабування через проблеми передчасної збіжності, що є актуальною для методу рулетки.

Оператор схрещування в запропонованому генетичному методі породжує двох нащадків від двох батьківських хромосом, тобто з двох векторів дійсних чисел здійснюється формування двох нових векторів. У якості основи використовується SBX - кросовер, який імітує роботу двійкового оператора схрещування. Нехай $P^1= (p^1 1,p^1 2,\ldots,p^1_\lambda)$ та $P^2=(p^2 1,p^2 2,\ldots,p^2_\lambda)$ хромосоми двох предків, тоді гени хромосом-нащадків знаходяться за формулами (7) та (8):

$$c_j^1 = \frac{1}{2}\left(\left(1-\omega\right)\cdot p_j^1 + \left(1+\omega\right) p_j^2\right), \quad (7)$$

$$c_j^2 = \frac{1}{2}\left(\left(1+\omega\right)\cdot p_j^1 + \left(1-\omega\right) p_j^2\right), \quad (8)$$

де j=1,2, …, λ; λ – довжина хромосоми; p_j^1, p_j^2 – гени першого і другого батьків, відповідно; ω – число, отримане за формулою (9):

$$\omega = \begin{cases} \left(2v\right)^{\frac{1}{b+1}}, v \le 0,5 \\ \left(\dfrac{1}{2\left(1-v\right)}\right)^{\frac{1}{b+1}}, v > 0,5 \end{cases}, \quad (9)$$

де ν – випадкове число, розподілене по рівномірному закону $v\in(0,1)$; b – параметр, що впливає на ймовірність появи нащадків вдалині від батьківських особин $b\in[2,5]$. Під час дослідження будо встановлено, що невеликі значення b дозволяють генерувати нащадків, значно віддалених від батьків, тоді як збільшення b спричиняє появу нащадків поблизу батьківських пар [17].

У еволюційних алгоритмах оператор мутації відповідає за широкий пошук і захоплення нових областей пошукового простору. Для його налаштування користувачеві додатково доводиться приймати рішення про те, яке значення ймовірності мутації слід використовувати. При низькій мутації алгоритм буде рідко захоплювати нові області пошукового простору й швидше сходитися до локальних екстремумів. При високій мутації алгоритм частіше обстежуватиме різні області пошукового простору, але при цьому не буде локалізувати перспективні області простору пошуку. Таким чином, вибір оператора мутації безпосередньо впливає на якість роботи методу і одержувані ним рішення.

Для вирішення цієї проблеми був реалізований прийом зміни імовірності мутації. Спочатку на кожній ітерації знаходиться рівень розвитку популяції, тобто середнє значення фітнес-функції всіх особин, після чого отримане значення порівнюють із значенням функції придатності кожної особини. Якщо значення фітнес-функції індивіда менше середнього значення фітнес-функції всіх особин, то здійснюється скачок імовірності мутації, тобто, чим гірше значення фітнес-функції, тим вище імовірність мутації. Імовірність мутації хромосоми розраховується за формулою (10):

$$\beta_{mut} = \begin{cases} 0.5\dfrac{F_{\max}(e) - F(P(e))}{F_{\max}(e) - F(e)}, if\ F(P(e)) \geq \bar{F}(e), \\ 0.5, if\ F(P(e)) < \bar{F}(e) \end{cases} \quad (10)$$

де $F_{max}(e)$ – найбільше значення фітнес-функції поточної популяції, $\bar{F}(e)$ – середнє значення фітнес-функції поточної популяції [18].

Якщо ген p_j піддається мутації, то його нове змінене значення p_j^{new} визначається за формулою (11):

$$p_j^{new} = p_j + b(o_j - p_j)\left(1 - \frac{e}{e_{\max}}\right)^{\xi}, \quad (11)$$

де b – випадкове згенероване число з інтервалу [0,1]; O_j випадковим чином генерується з множини $\{p_{min}, p_{max}\}$, де p_{min}, і p_{max} - нижня і верхня межа можливої зміни значення змінної p_j; e – номер поточного покоління; e_{max} – максимальне число поколінь; ξ – параметр уточнення, який залежить від характеру збіжності ітераційного процесу після досягнення стаціонарного стану, коли кращий з індивідуумів не змінився протягом останніх e поколінь, величина зменшується вдвічі, що призводить до розширення області пошуку і, тим самим, до подолання пасток локальних екстремумів [19].

Така адаптивна мутація дозволяє дотримуватися в процесі реалізації ГА (еволюції) необхідного балансу між двома різномасштабними змінами (мутаціями) генів, оскільки на первинних кроках методу в основному переважали великомасштабні зміни (що забезпечують широку область пошуку), в той час як на заключному етапі (за рахунок зменшення масштабу мутацій) відбувалося уточнення рішення.

Застосування адаптивної мутації для кожного індивідууму є необхідним, але не є достатнім для запобігання збіжності популяції в локальному оптимумі. Допустимо, що i-та особина має імовірність мутації, яка становить 97%. З одного боку, настільки висока мутація при породженні від i-ої особини популяції рівносильна породженню хромосоми з повністю випадковими параметрами, які не несуть в собі корисної інформації про попередню еволюцію. З іншого боку, i-та особина залишається в популяції через високе значення функції пристосованості, витісняючи наступні покоління з меншими значеннями. Для того, щоб повністю уникнути збіжності, введемо селекцію, яка буде проріджувати популяцію і відсівати особин з високою імовірністю мутації за формулою (12):

$$if\ \beta_{mut}(P^i) > \delta : removed\ P^i, \quad (12)$$

де β_{mut} – імовірність мутації P^i хромосоми; δ – поріг селекції, що визначає ступінь мутацій та відсіює особин, «несумісних з життям» [20].

Метод, що розробляється, зупиняє свою роботу при досягненні максимального числа епох функціонування, яке задається користувачем.

Представлений генетичний метод здатний повністю досліджувати простір пошуку, уникати локальних екстремумів на етапі генетичного пошуку і ефективно використовувати знайдені «хороші» рішення, тобто поступово покращувати результати на основі проміжних рішень.

Результати роботи генетичного методу для оптимізації процесу десульфуризації димових газів від діоксиду сірки

Для побудови моделі прогнозування ефективності процесу знесірчення димових газів використано експериментальні дані роботи вугільного котла потужністю 1000 МВт з 07:00 24 травня 2020 р. по 06:00 31 грудня 2020 р. Набір складається з 11 атрибутів та 5330 екземплярів:

- вміст SO_2 на вході (мг/м^3);
- температура перед абсорбером (С);
- температура після абсорбера (С);
- об'єм газу на 1-у сходинку (м^3/ч);
- об'єм газу на 2-у сходинку (м^3/ч);
- запиленість після 2-ї сходинки (мг/нм^3);
- об'єм газу на рециркуляцію (м^3/ч);
- витрата води в абсорбері (м^3/год);
- витрата вапна (т/год);
- витрата вторинного реагенту (т/год);
- вміст SO_2 на виході (мг/м^3).

Для вирішення поставленої задачі було обрано програмне середовище на основі мови програмування Python та для зручної роботи з масивами даних і формування датасетів використано бібліотеку NumPy – пакет Python для наукових обчислень. Для будування моделей нейронної мережі та роботи з ними обрано бібліотеку Keras [21] і бібліотеку Theano [22].

Важливою вимогою до даних для моделювання є їх якість. Якщо дані містять так званий "шум", сезонну компоненту, викиди, пропуски – це негативно впливає на точність прогнозів та якість моделей. Також дані, призначені для використання в якості навчальних датасетів для ШНМ, повинні бути нормалізовані для зменшення похибки та покращення якості тренування.

Обробка сирих даних перед поданням моделі проходить у наступній послідовності [23]:

- очищення датасетів з невизначеними або пустими ключовими полями;
- обробка пропусків в даних предикторів;
- обробка аномалій даних предикторів;
- видалення сезонної компоненти з часових рядів;
- приведення даних до типів, що використовуються у розрахунках;
- нормалізація даних.

При обробці пропусків даних порожні значення замінюються на медіанне значення, розраховане за формулою (13):

$$M_e = X_{Me} + i_M \frac{\frac{\sum f}{2} + S_{Me-1}}{f_{Me}}, \quad (13)$$

де X_{Me} – нижнє значення медіанного інтервалу; i_M – медіанний інтервал; S_{Me} – сума спостережень, що була накопичена до початку медіанного інтервалу; f_{Me} – кількість спостережень в медіанному інтервалі. Таким чином, забезпечується мінімальна статистична похибка від значень ряду. Обробка аномалій в даних являє собою очищення набору змінних від аномально високих або низьких значень. Очищення від сезонної компоненти часового ряду відбувається за допомогою методу декомпозиції [23].

Нормалізоване значення змінної x розраховується за формулою (14):

$$z(x) = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)}, \quad (14)$$

Створена мережа проходила навчання впродовж 100 епох. При тестуванні було використано спосіб поділу вибірки даних на навчальну та тестову вибірки у відсотковому відношенні 75/25%.

Для оцінки якості прогнозованих моделей використовується середня абсолютна помилка (Mean Absolute Error (MAE)) та середньоквадратична помилка (Mean Square Error (MSE)) [23].

На рис. 1 та на рис. 2 представлено результати роботи повнозв'язного персептрона з одним прихованим шаром.

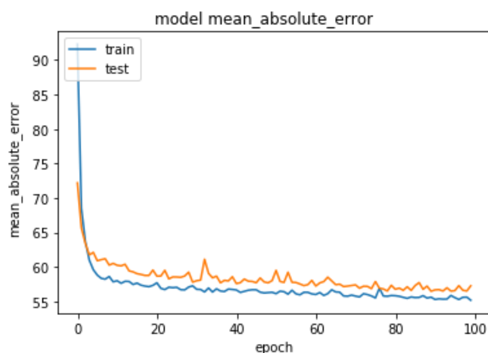


Рис. 1. Значення метрики мережі (MAE) для повнозв'язного персептрона з одним прихованим шаром

З рис. 1 можна побачити, що найкраще значення MAE даної моделі склало 59,85 та з 10 епохи спостерігається практично стале значення протягом навчання повнозв'язного персептрона з одним прихованим шаром.

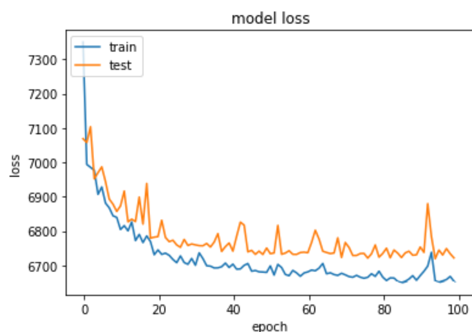


Рис. 2. Значення метрики мережі (MSE) для повнозв'язного персептрона з одним прихованим шаром

З рис. 2 можна побачити, що спостерігається поступове зниження значення MSE, а на 20 епосі воно практично стає сталим значенням та дорівнює 6785.

На рис. 3 та на рис. 4 представлено результати роботи повнозв'язного персептрона з двома прихованими шарами.

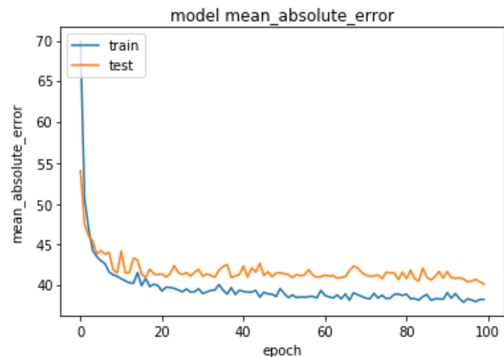


Рис. 3. Значення метрики мережі (MAE) для повнозв'язного персептрона з двома прихованими шарами

З рис. 3 можна побачити, що значення MAE даної моделі склало 40,98 та, починаючи з 20 епохи, спостерігається практично стале значення протягом навчання повнозв'язного персептрона з двома прихованими шарами.

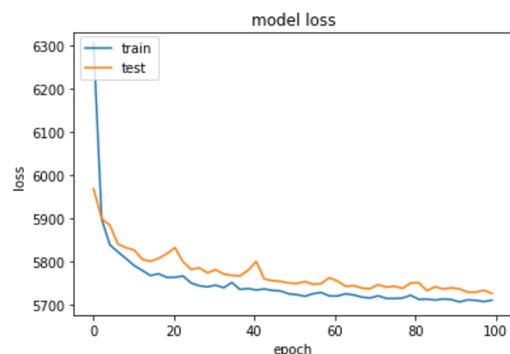


Рис. 4. Значення метрики мережі (MSE) для повнозв'язного персептрона з двома прихованими шарами

З рис. 4 можна побачити, що спостерігається поступове зниження значення помилки, а в районі 10–15 епохи тренування досягає локального екстремуму і дорівнює 5795.

Про локальність мінімуму помилки може свідчити подальше поступове зменшення помилки мережі.

На рис. 5 та на рис. 6 представлено результати роботи повнозв'язного персептрона з двома прихованими шарами та генетичний метод з адаптивною мутацією.

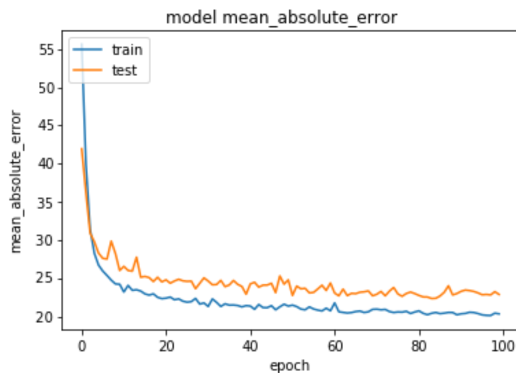


Рис. 5. Значення метрики мережі (MAE) для повнозв'язного персептрона з двома прихованими шарами та генетичним методом з адаптивною мутацією

З рис. 5 можна побачити, що значення MAE для повнозв'язного персептрона з двома прихованими шарами та генетичним методом з адаптивною мутацією дорівнює 23,95 та, починаючи з 5 епохи, практично стале значення, тому можна вважати, що під час тренування досягнуто глобального мінімуму помилки, а мережа вважається тренованою.

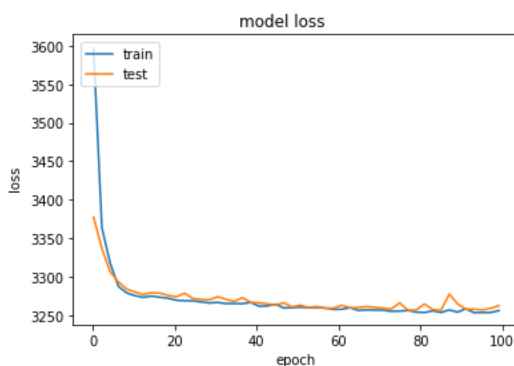


Рис. 6. Значення метрики мережі (MSE) для повнозв'язного персептрона з двома прихованими шарами та генетичним методом з адаптивною мутацією

З рис. 6 можна побачити, що спостерігається поступове зниження значення помилки, а на 20 епосі воно практично стає сталим значення та дорівнює 3253.

Проведено порівняльний аналіз результатів роботи розроблених моделей з такими методами, як: лінійна регресія, поліноміальна регресія, логістична регресія, метод найближчого сусіда, випадковий ліс, метод мурашиної колонії. Критеріями оцінювання були метрики MAE (Mean Absolute Error), MSE (Mean Squared Error) та часу виконання (табл. 1).

Таблиця 1. Порівняльний аналіз результатів розробленого методу прогнозування ефективності десульфуризації димових газів

Метод	MAE	MSE	Час, с
Лінійна регресія	79.24	9103	363
Поліноміальна регресія	77.84	9031	401
Логістична регресія	78.56	9041	374
Метод найближчого сусіда	75.76	7421	428
Випадковий ліс	74.15	7201	469
Метод мурашиної колонії	73.89	7523	393
Багатошаровий перцептрон з одним прихованим шаром	59.85	6785	864
Багатошаровий перцептрон з двома прихованими шарами	40.98	5795	964
Багатошаровий перцептрон з двома прихованими шарами та розробленим ГА	24.95	3253	564

З табл. 1 можна побачити, що найкращі результати за точністю прогнозування були отримані у багатошарового перцептрона з двома прихованими шарами, його середня абсолютна помилка склала 24,95, а середньоквадратична помилка дорівнює 3253. Найгірші результаті були отримані у методі з лінійною регресією, її середня абсолютна помилка становить 79,24, а середньоквадратична помилка дорівнює 9103.

Обговорення результатів розробки генетичного методу для вирішення завдання оптимізації процесу десульфуризації димових газів від діоксиду сірки

Аналізуючи отримані результати експериментів (табл. 1), можна побачити, що застосування нейронних мереж у порівнянні з регресійними моделями дає виграш у точності, так наприклад, значення середньої абсолютної помилки у багатошарового перцептрона з одним прихованим шаром або двома прихованими шарами відповідно склало 59,85 та 40,98, а значення середньої абсолютної помилки прогнозування лінійної регресії та логістичної регресії відповідно дорівнює 79,24 та 78,56. Отже, нейронні мережі можуть досягати більш високої точності прогнозування, ніж регресійні моделі, оскільки вони набагато краще здатні обробляти нелінійну поведінку, але нейронні мережі поступаються у часі виконанні. Час виконання багатошарового перцептрона з одним прихованим шаром складає 864с, а поліноміальної регресії - дорівнює 401с. Для подолання цієї проблеми було розроблено модифікований генетичний метод з адаптивною мутацією, який дозволяє підвищити точність прогнозування та зменшити час навчання нейронної мережі. Під час тестування він показав найменше значення середньої квадратичної помилки прогнозування, вона склала 3253, це на 54% менше, ніж у метода випадкового лісу та на 43% менше, ніж у багатошарового перцептрона з двома прихованими шарами. Також час виконання багатошарового перцептрона з прихованим шаром та розробленим ГА дорівнює 564с, що є на 34% менше, ніж у багатошарового перцептрона з одним прихованим шаром та на 41% менше, ніж у багатошарового перцептрона з двома прихованими шарами.

На підставі проведеної роботи можна зробити висновок, що для навчання ШНМ є перспективним використання еволюційних алгоритмів, оскільки їх застосування дозволяє скоротити час навчання і досягти більш глибокого мінімуму помилки навчання ШНМ.

Висновки

У роботі розглядалося вирішення проблеми оптимізації процесу десульфуризації димових газів від діоксиду сірки з використанням евристичних методів. Було розроблено модифікований генетичний метод прогнозування ефективності знесірчення димових газів на основі створеної нейронної мережі. Принципова відмінність запропонованого генетичного методу від існуючих аналогів полягає у використанні адаптивної мутації, яка використовує в процесі своєї роботи рівень розвитку популяції. У ній найменш значущі гени з більшою імовірністю будуть мутувати в хромосомах, ніж з високою придатністю, це підвищує точність та збільшує їх роль в пошуку. Тобто, чим гірше пристосована особина, тим вона далі від оптимуму, отже, їй надається підвищення імовірності мутації, щоб вона могла відійти від поточного неоптимального положення. Представлений генетичний метод здатний повністю досліджувати простір пошуку, уникати локальні екстремуми на етапі генетичного пошуку і ефективно використовувати знайдені «хороші» рішення, тобто поступово покращувати результати на основі проміжних рішень. Також він дозволяє відображати вплив характеристик часового ряду параметрів процесу на фактичну ефективність десульфуризації та підвищувати її точність прогнозу. Було проведено порівняльній аналіз роботи запропонованого методу та відомих, в ході чого було встановлено, що розроблений метод дає найменшу помилку прогнозування вмісту SO_2 на виході після десульфуризації димових газів (середня абсолютна помилка складає 24,95 та середня квадратична помилка дорівнює 3253, що є менше у порівнянні з моделями,

побудованими за допомогою інших методів) та дає найменший час виконання (час навчання моделі склав 564 с). Практичне використання розробленого методу дозволить підвищити ефективність процесу десульфуризації димових газів та зниження викидів SO_2 в атмосферу.

References

1. Liu, S., Sun, L., Zhu, S., Li, J., Chen, X., Zhong, W., 2020. Operation strategy optimization of desulfurization system based on data mining. *Applied Mathematical Modelling*, 81, pp. 144-158. DOI: 10.1016/j.apm.2019.12.004.
2. Shao, Z., Si, F., Kudenko, D., Wang, P., Tong, X., 2020. Predictive scheduling of wet flue gas desulfurization system based on reinforcement learning. *Computers & Chemical Engineering*, 141, p. 107000. DOI: 10.1016/j.compchemeng.2020.107000
3. Li, X., Liu, Q., Wang, K., Wang, F., Cui G., Li, Y., 2020. Multimodel Anomaly Identification and Control in Wet Limestone-Gypsum Flue Gas Desulphurization System. *Complexity*, 2020, pp. 1-17. DOI: 10.1155/2020/6046729.
4. Zhao, Z., et al., 2021. Simulation of SO2 absorption and performance enhancement of wet flue gas desulfurization system. *Process Safety and Environmental Protection*, 150, pp. 453-463, 2021. DOI: 10.1016/j.psep.2021.04.032.
5. Wang, Q., Wang, L., Wu, H., Yang, H., 2020. Promoting fine particle removal in double-tower cascade wet flue gas desulfurization system by flue gas temperature reduction. *Powder Technology*, 373, pp. 581-589. DOI: 10.1016/j.powtec.2020.07.019.
6. Chen, B., Sun, F., Gao, M., Shi, Y., 2019. A 1-D model of spraying performance for wet flue gas desulfurization scrubber based on predicted slurry temperature. *Applied Thermal Engineering*, 155, pp. 259-266. DOI: 10.1016/j.applthermaleng.2019.03.064.
7. Fu, J., Xiao, H., Wang, T., Zhang, R., Wang, L., Shi, X., 2019. Prediction Model of Desulfurization Efficiency of Coal-Fired Power Plants Based on Long Short-Term Memory Neural Network. IEEE: 2019 International Conference on Internet of Things (iThings) and IEEE Green Computing and Communications (GreenCom) and IEEE Cyber, Physical and Social Computing (CPSCom) and IEEE Smart Data (SmartData), pp. 40–45. DOI:10.1109/iThings/GreenCom/CPSCom/SmartData.2019.00030.
8. Adams, D., Oh, D., Kim, D., Lee, C., Oh, M., 2020. Prediction of SO_x–NO_x emission from a coal-fired CFB power plant with machine learning: Plant data learned by deep neural network and least square support vector machine. *Journal of Cleaner Production*, 270, p. 122310. DOI: 10.1016/j.jclepro.2020.122310.
9. Qiao, Z., Wang, X., Gu, H., Tang, Y., Si, F., Romero C., Yao, X., 2019. An investigation on data mining and operating optimization for wet flue gas desulfurization systems. *Fuel*, 258, p.116178. DOI: 10.1016/j.fuel.2019.116178.
10. Uddin G., et al., 2020. Artificial Intelligence-Based Emission Reduction Strategy for Limestone Forced Oxidation Flue Gas Desulfurization System. *Journal of Energy Resources Technology*, 142 (9), pp. 1-16. DOI: 10.1115/1.4046468.
11. Guo Y. et al., 2019. Modeling and optimization of wet flue gas desulfurization system based on a hybrid modeling method. *Journal of the Air & Waste Management Association* 69 (5), pp. 565-575. DOI: 10.1080/10962247.2018.1551252.
12. Kong, Z., Zhang, Y., Wang, X., Xu, Y., Jin, B., 2020. Prediction and optimization of a desulphurization system using CMAC neural network and genetic algorithm. *Journal of Environmental Engineering and Landscape Management*, 28 (2), pp. 74-87. DOI: 10.3846/jeelm.2020.12098.
13. Pardo, E., Blanco-Linares, J., Velázquez, D., Serradilla, F., 2020. Optimization of a Steam Reforming Plant Modeled with Artificial Neural Networks. Electronics, 9 (11), pp. 1923. DOI: 10.3390/electronics9111923.
14. Stajkowski, S., Kumar, D., Samui, P., Bonakdari, H., Gharabaghi, B., 2020. Genetic-Algorithm-Optimized Sequential Model for Water Temperature Prediction. *Sustainability*, 12 (13), pp. 5374. DOI: 10.3390/su12135374.
15. Erzurum Cicek, Z., Kamisli Ozturk, Z., 2021. Optimizing the artificial neural network parameters using a biased random key genetic algorithm for time series forecasting. *Applied Soft Computing*, 102, pp. 107091. DOI: 10.1016/j.asoc.2021.107091.
16. Zaji, A., Bonakdari, H., Khameneh, H., Khodashenas S., 2020. Application of optimized Artificial and Radial Basis neural networks by using modified Genetic Algorithm on discharge coefficient prediction of modified labyrinth side weir with two and four cycles. *Measurement*, 52, pp. 107291. DOI: 10.1016/j.measurement.2019.107291.
17. Cheng, H., Xie, J., 2017. Study on the application of recurrent fuzzy neural network in PH control system of absorption tower. IEEE: 2017 Chinese Automation Congress (CAC). DOI: 10.1109/cac.2017.8243850.
18. Wang, X., Yang, L., Chen, X., Han, J., Feng, J., 2019. A Tensor Computation and Optimization Model for Cyber-Physical-Social Big Data. *IEEE Transactions on Sustainable Computing*, 4 (4), pp. 326-339. DOI: 10.1109/tsusc.2017.2777503.

19. Yang, Z., et al., 2021. Predicting particle collection performance of a wet electrostatic precipitator under varied conditions with artificial neural networks. *Powder Technology*, 377, pp. 632-639. DOI: 10.1016/j.powtec.2020.09.027.
20. Jang, H., Shuli, X., So, S., 2020. Analysis the Compressive Strength of Flue Gas Desulfurization Gypsum Using Artificial Neural Network. *Journal of Nanoscience and Nanotechnology*, 20 (1), pp. 485-490.
DOI: 10.1166/jnn.2020.17235.
21. Wang, F., et al., 2016. Application of genetic algorithm-back propagation for prediction of mercury speciation in combustion flue gas. *Clean Technologies and Environmental Policy*, 18 (4), pp. 1211-1218.
DOI: 10.1007/s10098-016-1095-1.
22. Kong, Z,. et al., 2020. Error prediction and structure determination for CMAC neural network based on the uniform design method. *Expert Systems*, 38 (2). DOI: 10.1111/exsy.12614.
23. Li, Q., Wu, J., Wei, H., 2018. Reduction of elemental mercury in coal-fired boiler flue gas with computational intelligence approach. Energy, pp. 753-762.
DOI: 10.1016/j.energy.2018.07.037.

Received 05.05.21
Accepted 06.06.21